7-3

УДК 004.93

Т.А. Зайко, А.О. Олійник, С.О. Субботін
Запорізький національний технічний університет, Україна
Україна, 69063, м. Запоріжжя, вул. Жуковського, 64

Побудова нейро-нечітких моделей на основі неструктурованих даних

T.A. Zayko, A.O. Oliinyk, S.A. Subbotin
Zaporizhzhya National Technical University
Ukraine, 69063, Zaporizhzhia, ul. Zhukovsky, 64

Neuro-Fuzzy Models Synthesis Based on Unstructured Data

Т.А. Зайко, А.А. Олейник, С.А. Субботин
Запорожский национальный технический университет, Украина
Украина, 69063, г. Запорожье, ул. Жуковского, 64

Построение нейро-нечетких моделей на основе неструктурированных данных

Розглянуто методи вирішення задачі синтезу нейро-нечітких моделей. Запропоновано метод побудови нейро-нечітких мереж, який заснований на застосуванні витягнутого із заданої транзакційної бази даних набору асоціативних правил, використовуваних для визначення структури нейромоделі, а також для обчислення значень параметрів функцій належності та вагових коефіцієнтів. Запропонований метод дозволяє будувати прості нейро-нечіткі моделі, зручні для подальшого застосування на практиці.
Ключові слова: асоціативні правила, нейро-нечіткі мережі, діагностування, модель, розпізнавання образів.

The methods of solving the problem of synthesis of neuro-fuzzy models are considered. The method for constructing fuzzy neural networks based on application of extracted from a given transaction database set of association rules that are used to determine the structure of neuro-fuzzy network, as well as to calculate the values of functions and accessory weights is proposed. The proposed method allows to construct a simple neuro-fuzzy models suitable for further use in practice.
Key words: association rules, neuro-fuzzy network, diagnostics, model, pattern recognition.

Рассмотрены методы решения задачи синтеза нейро-нечетких моделей. Предложен метод построения нейро-нечетких сетей, основанный на применении извлеченного из заданной транзакционной базы данных набора ассоциативных правил, используемых для определения структуры нейромодели, а также для вычисления значений параметров функций принадлежностей и весовых коэффициентов. Предложенный метод позволяет строить простые нейро-нечеткие модели, удобные для дальнейшего применения на практике.
Ключевые слова: ассоциативные правила, нейро-нечеткие сети, диагностирование, модель, распознавание образов.

Вступ

Нейро-нечіткі мережі (ННМ) широко застосовуються для розв'язання завдань розпізнавання, прогнозування, кластеризації даних та ін. [1], [2]. Відомі методи синтезу ННМ [1-3], як правило, як вхідну інформацію використовують вибірки даних, що являють собою прямокутну таблицю чисел та містять інформацію про значення вихідного параметра та атрибутів, що характеризують досліджувані об'єкти або процеси.

У цей час зростають обсяги накопиченої інформації, у тому числі неструктурованої [4]. Часто в завданнях діагностування, маркетингових дослідженнях, прогнозуванні попиту на різні товари інформація може бути представлена у вигляді транзакційної бази даних [5], у якій кожний елемент містить інформацію про деякі взаємозалежні події та представляється у вигляді списку подій.

Для синтезу ННМ на основі транзакційних баз даних доцільно використовувати асоціативні правила [6-9], що являють собою імплікації $X \to Y$ і призначені для опису закономірностей вигляду: «З події X випливає подія Y» або «якщо X, то Y».

Використання асоціативних правил для синтезу ННМ є доцільним з наступних причин:

– традиційна форма представлення даних для побудови діагностичних моделей припускає їхню подачу у вигляді прямокутної таблиці, що важко забезпечити при обробці зашумлених, неповних, надлишкових і неструктурованих даних. Використання методів витягання асоціативних правил дозволить забезпечити скорочення надмірності інформації, а також структурувати набір даних, підвищити рівні узагальнення та ієрархічного впорядкування;

– застосування методів витягання асоціативних правил з великих наборів даних для побудови правил вигляду «якщо X, то Y» дозволить суттєво скорочувати масиви даних, зменшуючи в такий спосіб кількість екземплярів (транзакцій) і ознак, що описують досліджувані об’єкти та процеси. Це, у свою чергу, спростить надалі процес побудови моделей (зменшиться час синтезу й обсяг використовуваних апаратних ресурсів комп’ютера), а також дозволить синтезувати більш прості моделі, зручні для подальшого застосування на практиці;

– побудований набір асоціативних правил може бути використаний для виділення нечітких термів при синтезі ННМ без необхідності участі людини в цьому процесі, що дозволить підвищити рівень автоматизації інформаційної технології, пов’язаної з необхідністю побудови нейро-нечітких моделей;

– можливість донавчання ННМ, синтезованої на основі набору асоціативних правил, за допомогою градієнтних методів. При цьому використання близької до оптимальної початкової точки пошуку (структури та параметрів ННМ, отриманих з набору асоціативних правил) дозволить суттєво скоротити часові витрати на побудову ННМ і зменшити ймовірність влучення в локальні оптимуми;

– на відміну від градієнтних методів при побудові ННМ на основі асоціативних правил не потрібно обчислювати значення частинних похідних цільової функції для визначення значень вагових коефіцієнтів вузлів-нейронів і параметрів функцій належності до нечітких терм.

Метою роботи є створення методу синтезу нейро-нечітких мереж на основі асоціативних правил, що реалізує перераховані вище принципи.

Постанова завдання побудови ННМ

Нехай задана транзакційна база даних *D* (1):

$$D = \left\{T_1, T_2, ..., T_{N_D}\right\}, \quad (1)$$

у якій кожний елемент T_j, $j = 1, 2, ..., N_T$, містить інформацію про деякі взаємозалежні події, де $N_D = |D|$ – число елементів (транзакцій) у наборі даних *D*. Елементи T_j можуть бути представлені в такий спосіб (2):

$$T_j = \left(tid_j, item_j\right), \quad (2)$$

де tid_j – ідентифікатор j-ї транзакції T_j; $item_j = \{t_{1j}, t_{2j}, ..., t_{N_{item_j} j}\} \subseteq I$ – список елементів, що входять у транзакцію T_j; t_{ij} – i-й елемент списку $item_j$, $i = 1, 2, ..., N_{item_j}$; $N_{item_j} = |item_j|$ – число елементів множини $item_j$; $I = \{\tau_1, \tau_2, ..., \tau_{N_I}\}$ – множина можливих значень, які можуть входити в список елементів $item_j$ кожної транзакції T_j, $j = 1, 2, ..., N_T$ набору даних D; τ_a – a-й елемент множини I, $a = 1, 2, ..., N_I$; $N_I = |I|$ – число елементів множини I.

Тоді необхідно побудувати ННМ (визначити її структуру та параметри) таким чином, щоб був досягнутий мінімум заданого значення критерію оптимальності ННМ (3):

$$\xi(\text{ННМ}, D) \to \min\ , \tag{3}$$

де $\xi(\text{ННМ}, D)$ – критерій, що оцінює ефективність застосування ННМ для апроксимації залежності між набором вхідних змінних $X = \{X_1, X_2, ..., X_{N_X}\} \subset I$ і заданим вихідним параметром $Y \subset I$, представленим у транзакційній базі даних D. Як критерій оптимальності ННМ, як правило, застосовується квадратичний критерій (4):

$$\varepsilon = \sum_{p=1}^{N_D} \left(y_p - y\left(\text{ННМ}, X_p\right)\right)^2 , \tag{4}$$

де $X_p \subset I$ – набір значень ознак в p-й транзакції бази даних D; $y\left(\text{ННМ}, X_p\right)$ – значення виходу ННМ, що розраховане для набору значень X_p.

Метод синтезу нейро-нечітких мереж на основі асоціативних правил

Розроблений метод синтезу нейро-нечітких мереж заснований на застосуванні набору асоціативних правил, витягнутих із заданої транзакційної бази даних D (1), для визначення структури ННМ, а також для обчислення значень параметрів функцій належності та вагових коефіцієнтів ННМ.

Пропонований метод синтезу ННМ складається з наступних етапів.

Етап 1. Витягання асоціативних правил вигляду $X \to Y$ із заданого набору даних D. При цьому заданою є також вихідна змінна $Y \subset I$, модель залежності якої від набору вхідних параметрів $X = \{X_1, X_2, ..., X_{N_X}\} \subset I$ необхідно побудувати.

При розв’язанні завдання бінарної класифікації (вихідний параметр Y набуває одне з двох можливих значень) виконується пошук:

– позитивних правил вигляду $X \to Y$, що характеризують одиничне значення вихідного параметра Y;

– негативних правил вигляду $X \to \overline{Y}$, які відображають нульове значення вихідного параметра Y.

Пошук асоціативних правил за заданим набором даних D може бути виконано за допомогою одного з відомих методів витягання асоціативних правил [6-9]. При цьому процес синтезу асоціативних правил, як правило, виконується в такий спосіб. Спочатку генеруються всі набори X з рівнем підтримки не нижче заданого експертом граничного значення minsupport(X), у результаті чого формуються набори $X \subset I$, що часто зуст-

річаються. Потім відбувається формування всіх правил $X \to Y$ з рівнями вірогідності та цікавості не нижче заданих експертом граничних значень minconfidence($X \to Y$) та ε_I відповідно. Таким чином, витягаються $N_{\text{поз.}}$ позитивних правил $X \to Y$, що задовольняють системі умов (5):

$$\begin{cases} \text{supp}(X \to Y) \geq \text{minsupport}; \\ \text{conf}(X \to Y) \geq \text{minconfidence}; \\ \left|\text{supp}(X \to Y)/\text{supp}(X)\text{supp}(Y) - 1\right| \geq \varepsilon_I. \end{cases} \quad (5)$$

Витягнуті в такий спосіб правила можуть бути представлені у вигляді (6):

$$\text{Правило } b_+ : \text{ Если } \bigcap_{a=1}^{N_{b_+}} X_a, \text{ то } Y = 1, b_+ = 1, 2, ..., N_{\text{поз.}}, \quad (6)$$

де N_{b_+} – число ознак в b_+-му позитивному правилі $X \to Y$.

При витяганні негативних правил $X \to \overline{Y}$ з набору даних *D* пошук відбувається серед таких транзакцій T_j, у яких відсутні елементи $Y \subset I$. У результаті витягаються $N_{\text{нег.}}$ негативних правил $X \to \overline{Y}$, що задовольняють списку умов (7):

$$\begin{cases} (\text{supp}(X) \geq \text{minsupport}) \cap (\text{supp}(Y) \geq \text{minsupport}) \cap \left(\text{supp}\left(X \to \overline{Y}\right) \geq \text{minsupport}\right); \\ \text{conf}(X \to Y) \geq \text{minconfidence}; \\ \left|\text{supp}\left(X \to \overline{Y}\right) - \text{supp}(X)\text{supp}\left(\overline{Y}\right)\right| \geq \varepsilon_I. \end{cases} \quad (7)$$

Наведені умови дозволяють виявити достовірні негативні правила $X \to \overline{Y}$ з прийнятним рівнем підтримки, що є цікавими в досліджуваній предметній області. Витягнуті негативні правила $X \to \overline{Y}$ описуються виразом (8):

$$\text{Правило } b_- : \text{ Якщо } \bigcap_{a=1}^{N_{b_-}} X_a, \text{ то } Y = 0, b_- = 1, 2, ..., N_{\text{нег.}}, \quad (8)$$

де N_{b_-} – кількість ознак в b_--му негативному правилі $X \to \overline{Y}$.

При кількісних значеннях вихідного параметра *Y* та вхідних ознак *X* пропонується виконувати розбиття (дискретизацію) діапазону їх можливих значень на інтервали. У результаті такого розбиття кожна *j*-а транзакція $T_j = \left(tid_j, item_j\right)$ представляється списком елементів $item_j = \left\{t_{1j}, t_{2j}, ..., t_{N_{item_j} j}\right\} \subseteq I$, у якому кожний *i*-й елемент t_{ij} представляється у вигляді: t_{ij} = (елемент $\tau_a \in I$; діапазон значень елемента τ_a), при цьому множина $I = \left\{\tau_1, \tau_2, ..., \tau_{N_I}\right\}$ можливих значень, які можуть входити у список елементів $item_j$ кожної транзакції T_j, містить елементи τ_a (9):

$$\tau_a \in [\tau_{a\min}; \tau_{a\max}] = \bigcup_{c=1}^{N_{\text{разб}\,\tau_a}} [\tau_{a\min c}; \tau_{a\max c}], a = 1, 2, ..., N_I, \quad (9)$$

де $\tau_{a\min}$ та $\tau_{a\max}$ – мінімальне та максимальне значення, які може приймати *a*-й елемент τ_a множини *I*; $\tau_{a\min c}$ та $\tau_{a\max c}$ – мінімальне та максимальне значення *c*-го

інтервалу розбиття значень a-го елемента τ_a множини I; $N_{\text{разб}\,\tau_a}$ – кількість інтервалів розбиття a-го елемента τ_a.

Після дискретизації значень вихідної Y та вхідних X змінних виконується пошук асоціативних правил $X \to Y$. При цьому використовуються методи витягання асоціативних правил, що задовольняють наведеним вище умовам до позитивних правил вигляду $X \to Y$. Однак при такому пошуку кожний діапазон дискретизації кожної змінної вважається окремим елементом, який може бути використаний при побудові асоціативного правила.

При цьому послідовно витягаються всі правила для кожного можливого значення вихідного параметра Y. Таким чином, виконується пошук асоціативних правил для кожного з $N_{\text{разб}\,Y}$ діапазонів розбиття вихідного параметра.

У результаті такого пошуку витягаються $N_{\text{пр.}}$ правил вигляду (10):

$$\text{Правило}\, b: \ \text{Якщо} \bigcap_{a=1}^{N_b} X_a \in \left[X_{a\min b}; X_{a\max b}\right], \text{то } Y \in \left[Y_{\min b}; Y_{\max b}\right], b = 1, 2, ..., N_{\text{пр.}}, \qquad (10)$$

де N_b – кількість ознак в b-му правилі $X \to Y$; $X_{a\min b}$ та $X_{a\max b}$ – мінімальне та максимальне значення ознаки X_a в b-му правилі відповідно; $Y_{\min b}$ та $Y_{\max b}$ – мінімальне та максимальне значення вихідного параметра Y в b-му правилі відповідно.

Етап 2. Побудова бази правил вигляду «Якщо X, то Y». На даному етапі використовуються побудовані раніше асоціативні правила.

У випадку, якщо вихідний параметр Y є якісним (при розв'язанні завдань класифікації), у базу правил об'єднуються $N_{\text{поз.}}$ позитивних та $N_{\text{нег.}}$ негативних правил, знайдених на попередньому етапі. Таким чином, синтезується база, що містить $N_{\text{поз.}}$ + $N_{\text{нег.}}$ правил, вигляду:

$$\text{Правило}\, 1: \ \text{Якщо} \bigcap_{a=1}^{N_1} X_a, \text{ то } Y = 1;$$

…………………………………………………

$$\text{Правило}\, N_{\text{поз.}}: \ \text{Якщо} \bigcap_{a=1}^{N_{N_{\text{поз.}}}} X_a, \text{ то } Y = 1;$$

$$\text{Правило}\, N_{\text{поз.}}+1: \ \text{Якщо} \bigcap_{a=1}^{N_{N_{\text{поз.}}+1}} X_a, \text{ то } Y = 0;$$

…………………………………………………

$$\text{Правило}\, N_{\text{поз.}}+N_{\text{нег.}}: \ \text{Якщо} \bigcap_{a=1}^{N_{N_{\text{поз.}}+N_{\text{нег.}}}} X_a, \text{ то } Y = 0.$$

У випадку, якщо вихідний параметр Y і вхідні ознаки X набувають кількісні значення з відповідних діапазонів значень, база правил будується на основі правил виду (8). У побудованій базі правил по можливості виконується об'єднання правил із сусідніми інтервалами значень деяких змінних, а також редукція надлишкових правил. У результаті синтезується база з $N_{\text{пр.}}$ правил, яка може бути представлена у такий спосіб:

$$\text{Правило}\,1:\ \text{Якщо}\ \bigcap_{a=1}^{N_1} X_a \in \left[X_{a\min 1}; X_{a\max 1}\right],\ \text{то}\ Y \in \left[Y_{\min 1}; Y_{\max 1}\right];$$

$$\text{Правило}\,2:\ \text{Якщо}\ \bigcap_{a=1}^{N_2} X_a \in \left[X_{a\min 2}; X_{a\max 2}\right],\ \text{то}\ Y \in \left[Y_{\min 2}; Y_{\max 2}\right];$$

……………………………………………………………………………………

$$\text{Правило}\ N_{\text{пр.}}:\ \text{Якщо}\ \bigcap_{a=1}^{N_{N_{\text{пр.}}}} X_a \in \left[X_{a\min N_{\text{пр.}}}; X_{a\max N_{\text{пр.}}}\right],\ \text{то}\ Y \in \left[Y_{\min N_{\text{пр.}}}; Y_{\max N_{\text{пр.}}}\right].$$

Етап 3. Визначення параметрів першого шару нейро-нечіткої мережі. У розробленому методі як базис для побудови нейро-нечітких моделей була обрана мережа ANFIS [1], [2], що реалізує систему нечіткого виведення Такагі-Сугено у вигляді п'ятишарової нейромережі прямого поширення. Важливо відзначити, що запропонований метод може бути використаний у модифікованому вигляді й для синтезу інших типів нейро-нечітких мереж.

Нейрони першого шару відповідають нечітким термам вхідних змінних з функціями належності $\mu_{ac}^{(1)}, a = 1, 2, ..., N_X, c = 1, 2, ..., N_{\text{разб}\,a}$, де $\mu_{ac}^{(1)}$ – функція належності *a*-ї ознаки *c*-му терму; N_X – кількість вхідних параметрів *X* у базі правил, синтезованої на попередньому етапі; $N_{\text{разб}\,a}$ – кількість інтервалів розбиття *a*-ї ознаки.

У випадку, якщо ознака X_a є якісною, значення величини $N_{\text{разб}\,a}$ буде дорівнювати двом. Для кількісних ознак значення величини $N_{\text{разб}\,a}$ визначається в процесі дискретизації на етапі 1.

Як функцію належності пропонується використовувати функцію Гаусса [1-3] (11):

$$\mu_{ac} = e^{-\frac{(X_a - M_{Xac})^2}{2\sigma_{Xac}^2}}, \tag{11}$$

де M_{Xac} – математичне сподівання *a*-ї ознаки X_a в *c*-му термі; σ_{Xac} – середньоквадратичне відхилення значень ознаки X_a в *c*-му термі від математичного сподівання M_{Xac} – величина, що визначає ширину функції μ_{ac}.

Таким чином, гауссова функція належності μ_{ac} (11) характеризуються набором параметрів (M_{Xac}, σ_{Xac}). Визначимо значення параметрів (M_{Xac}, σ_{Xac}) таким чином, щоб для кожної *a*-ї ознаки ширина функції належності μ_{ac} для *c*-го терма визначалася виходячи з границь діапазонів значень ознаки X_a на кожному з інтервалів розбиття її значень, знайдених раніше (12), (13):

$$M_{Xac} = \frac{1}{2}\left(X_{a\min c} + X_{a\max c}\right); \tag{12}$$

$$\sigma_{Xac} = \frac{X_{a\max c} - M_{Xac}}{2} = \frac{1}{4}\left(X_{a\max c} - X_{a\min c}\right). \tag{13}$$

Формули (12) та (13) визначають відповідно значення параметрів M_{Xac} та σ_{Xac}, розраховані таким чином, що величина M_{Xac} є серединою *c*-го інтервалу діапазону розбиття значень ознаки X_a, а величина σ_{Xac} визначає розкид значень ознаки X_a на *c*-му інтервалі (рис. 1).

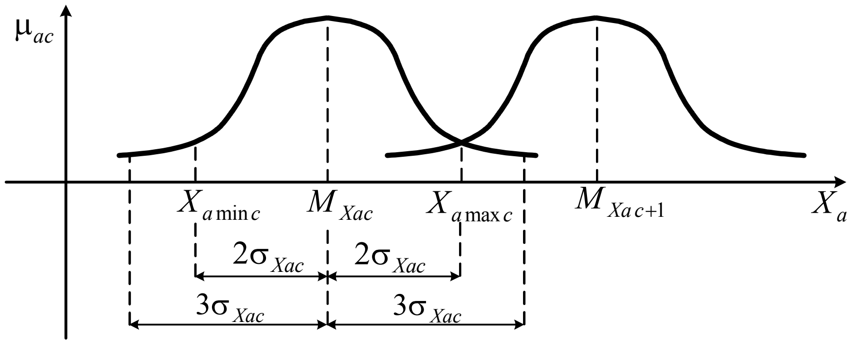


Рисунок 1 – Графік гауссової функції μ_{ac} (11) з параметрами M_{Xac} та σ_{Xac}, розрахованими за формулами (12) та (13)

Як видно з рис. 1, середньоквадратичне відхилення σ_{Xac} значень ознаки X_a в c-му термі підбирається таким чином, щоб півширина c-го діапазону зміни значень a-ї ознаки $\left[X_{a\min c}; X_{a\max c}\right]$ становила $2\sigma_{Xac}$. Відповідно до закону 3σ [10], 99% усіх чисел при гауссовому розподілі попадають в інтервал $\left[M_X - 3\sigma; M_X + 3\sigma\right]$. Таким чином, деяка частина значень ознаки X_a при використанні формул (12) і (13) буде попадати в інтервали $\left[M_X - 3\sigma; M_X - 2\sigma\right]$ та $\left[M_X + 2\sigma; M_X + 3\sigma\right]$. Тому побудова гауссових функцій належності μ_{ac} за формулами (12) і (13) забезпечує перетинання функцій належності сусідніх інтервалів, що дозволяє ввести нечіткість при визначенні належності вхідних змінних термам.

Значення параметрів M_{Xac} і σ_{Xac} розраховуються за формулами (12) і (13) для всіх інтервалів діапазону розбиття a-ї ознаки X_a: $c = 1, 2, 3, ..., N_{\text{разб}\,a}$.

Етап 4. Синтез прихованих шарів нейро-нечіткої мережі.

Другий шар містить $N_{\text{пр.}}$ нейронів, на входи яких надходять виходи нейронів першого шару, що утворюють антецеденти правил. Кожний b-й нейрон, $b = 1, 2, ..., N_{\text{пр.}}$ цього шару визначає ступінь виконання відповідного правила, використовуючи одну з формул (14) або (15):

$$\mu_b^{(2)} = \min_{\substack{a=1,2,...,N_X \\ c=1,2,...,N_{\text{разб}\,a}}} \left(w_{ac}^{(2,b)} \mu_{ac}^{(1)} \right); \qquad (14)$$

$$\mu_b^{(2)} = \prod_{a=1}^{N_X} \prod_{c=1}^{N_{\text{разб}\,a}} w_{ac}^{(2,b)} \mu_{ac}^{(1)}, \qquad (15)$$

де $w_{ac}^{(2,b)}$ – вагові коефіцієнти, що визначають наявність зв'язків між нейронами першого шару й відповідними нейронами другого шару, що й відображають наявність c-го терма a-ї ознаки в умові b-го правила: $w_{ac}^{(2,b)} = 1$, якщо c-й терм a-ї ознаки входить в умову b-го правила, а якщо ні, то $w_{ac}^{(2,b)} = 0$.

Нейрони третього шару знаходять нормалізовані ступені виконання правил (16):

$$\mu_b^{(3)} = \frac{\mu_b^{(2)}}{\sum_{c=1}^{N_{\text{пр.}}} \mu_c^{(2)}}, \; b = 1, 2, ..., N_{\text{пр.}}. \qquad (16)$$

Четвертий шар містить нейрони, на виходах яких обчислюються лінійні комбінації вхідних ознак X_a з урахуванням ступенів виконання правил (визначаються консеквенти правил) (17):

$$y_b = \mu_b^{(3)} \sum_{a=1}^{N_X} w_a^{(4,b)} X_a\ ,\ b = 1, 2, ..., N_{\text{пр.}}\ . \quad (17)$$

Кожний b-й нейрон четвертого шару з'єднаний з усіма входами мережі X_a, $a = 1, 2, ..., N_X$, а також з b-м нейроном третього шару.

Єдиний нейрон п'ятого шару мережі призначений для обчислення загального виходу мережі (18):

$$y = \sum_{b=1}^{N_{\text{пр.}}} y_b\ . \quad (18)$$

Схема синтезованої за допомогою запропонованого методу нейро-нечіткої мережі ANFIS наведена на рис. 2.

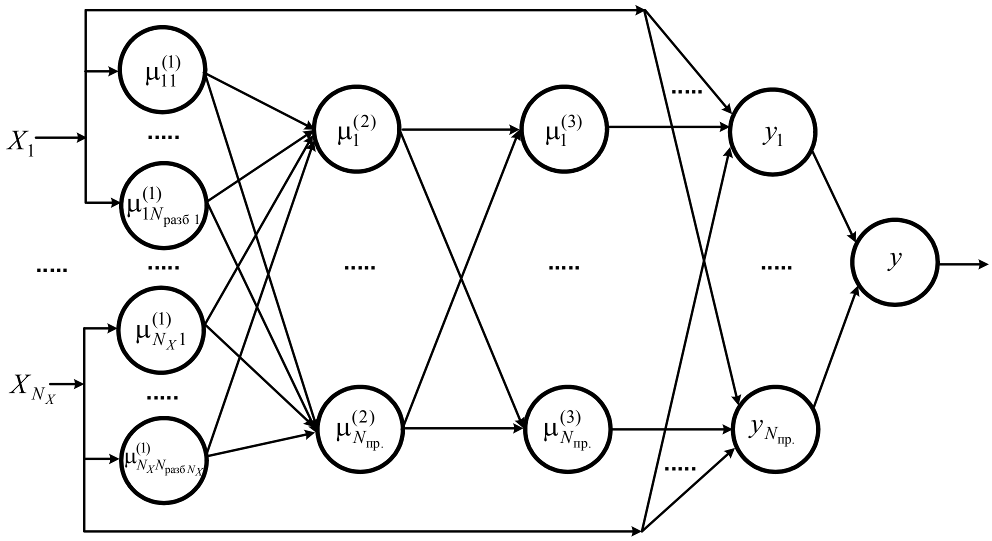


Рисунок 2 – Нейро-нечітка мережа ANFIS

Експерименти та результати

Запропонований метод побудови ННМ на основі асоціативних правил був програмно реалізований мовою програмування C#. За допомогою розробленого методу та програмного забезпечення вирішувалися практичні завдання діагностування та розпізнавання образів [11], [12].

У процесі експериментального дослідження проводилося порівняння наступних методів синтезу ННМ:

1) метод, при використанні якого вибірка даних відображається безпосередньо в правила (кожний екземпляр вибірки перетворюється в одне правило бази правил), у такий спосіб формуючи структуру мережі. Настроювання параметрів нейроелементів здійснюється за допомогою методу зворотного поширення помилки [1-3];

2) метод, що передбачає кластеризацію вибірки. При використанні такого підходу на основі знайдених центрів кластерів формуються правила, які відображаються в структуру ННМ. Параметри блоків ННМ настроюються за допомогою методу зворотного поширення помилки [1-3];

3) запропонований метод синтезу ННМ на основі асоціативних правил.

Результати експериментального дослідження наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Практичні задачі та результати проведення експериментів

Назва задачі	Число вхідних ознак	Число екземп-лярів	Похибка побудованої ННМ за допомогою методу, %		
			1	2	3
Діагностування лопаток турбіни високого тиску газотурбінного авіадвигуна	515	32	3,1	6,25	3,1
Моделювання залежності частоти власних коливань від геометричних параметрів пера лопаток	33	100	3,0	4,0	2,0
Моделювання взаємозв'язків параметрів випробувань авіадвигунів у процесі проливки соплових апаратів	6	491	3,1	2,6	1,3
Діагностування кузовів автотранспортних засобів	48	172	2,9	1,7	1,2
Діагностування нейро-артритичних аномалій (неструктуро-ваний масив даних)	39	344	Задача не вирішена	Задача не вирішена	2,3

Як видно з табл. 1, запропонований метод синтезу нейро-нечітких мереж показував більш точні результати порівняно з іншими методами, що забезпечується за рахунок використання асоціативних правил, які дозволяють узагальнити у вигляді бази правил інформацію (у т.ч. неструктуровану) про досліджуваний об'єкт або процес. Важливо відзначити, що запропонований метод, на відміну від відомих, дозволив також розв'язати задачу діагностування нейро-артритичних аномалій, вхідна інформація в якій була представлена у вигляді транзакційної бази даних, що містить відомості про наявні діагнози пацієнтів, результати їх лабораторних досліджень та ін.

Таким чином, запропонований метод синтезу нейро-нечітких мереж заснований на застосуванні витягнутого із заданої транзакційної бази даних набору асоціативних правил, використовуваних для визначення структури ННМ, а також для обчислення значень параметрів функцій належності та вагових коефіцієнтів ННМ, що дозволяє синтезувати прості нейромоделі, зручні для подальшого застосування на практиці.

Висновки

У роботі вирішено актуальну задачу автоматизації побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж, синтезованих за набором прецедентів.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що розроблено новий метод синтезу нейро-нечітких мереж, який заснований на застосуванні витягнутого із заданої транзакційної бази даних набору асоціативних правил, використовуваних для визначення структури ННМ, а також для обчислення значень параметрів функцій належності та

вагових коефіцієнтів ННМ, що дозволяє будувати ННМ на основі неструктурованих наборів даних, у яких кожний екземпляр представляється транзакцією, що описує конкретну послідовність деяких взаємозалежних подій.

Застосування методів витягання асоціативних правил для синтезу ННМ дозволяє суттєво скорочувати масиви даних, зменшуючи в такий спосіб число екземплярів (транзакцій) і ознак, які описують досліджувані об'єкти та процеси, що, у свою чергу, спрощує процес подальшої побудови моделей (зменшується час синтезу та кількість використовуваних апаратних ресурсів комп'ютера), а також дозволяє синтезувати більш прості моделі, зручні для подальшого застосування на практиці.

Запропонований метод використовує побудований набір асоціативних правил для виділення нечітких термів при синтезі ННМ без необхідності участі людини в цьому процесі, що дозволяє підвищити рівень автоматизації інформаційної технології, пов'язаної з необхідністю побудови нейро-нечітких моделей.

На відміну від градієнтних методів, у запропонованому методі синтезу ННМ на основі асоціативних правил не потрібно обчислювати значення частинних похідних цільової функції для визначення значень вагових коефіцієнтів нейронів і параметрів функцій належності.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що на основі запропонованого методу розроблено програмне забезпечення, що дозволяє виконувати синтез нейро-нечітких мереж на основі асоціативних правил, а також розв'язано практичні задачі технічного та медичного діагностування.

Література

1. Субботін С.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей : монографія / Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. ; за заг. ред. С.О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 375 с.
2. Гибридные нейро-фаззи модели и мультиагентные технологии в сложных системах : монография / [В.А. Филатов, Е.В. Бодянский, В.Е. Кучеренко и др. ; под общ. ред. Е.В. Бодянского]. – Дніпропетровськ : Системні технології, 2008. – 403 с.
3. Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень : навч. посібник / Субботін С.О. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2008. – 341 с.
4. Zhang C. Association rule mining: models and algorithms / C. Zhang, S. Zhang. – Berlin : Springer-Verlag, 2002. – 238 p.
5. Gkoulalas-Divanis A. Association Rule Hiding for Data Mining / A. Gkoulalas-Divanis,V.S. Verykios. – New York : Springer-Verlag, 2010. – 150 p.
6. Zhao Y. Post-mining of association rules: techniques for effective knowledge extraction / Y. Zhao, C. Zhang, L. Cao. – New York : Information Science Reference, 2009. – 372 p.
7. Adamo J.-M. Data mining for association rules and sequential patterns: sequential and parallel algorithms / Adamo J.-M. – New York : Springer-Verlag, 2001. – 259 p.
8. Koh Y.S. Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery / Y.S. Koh, N. Rountree. – New York : Information Science Reference, 2009. – 320 p.
9. Au W.-H. Mining Fuzzy Association Rules in a Bank-Account Database / W.-H. Au, K.C. Chan // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 2003. – Vol. 2. – № 11. – P. 238-248.
10. Айвазян С. А. Прикладная статистика: Исследование зависимостей / Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. – М. : Финансы и статистика, 1985. – 487 с.
11. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиадвигателей : монография / [А.В. Богуслаев, Ал.А. Олейник, Ан.А. Олейник и др. ; под ред. Д.В. Павленко, С.А. Субботина]. – Запорожье : ОАО «Мотор Сич», 2009. – 468 с.
12. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / [С.А. Субботин, Ан.А. Олейник, Е.А. Гофман и др. ; под ред. С.А. Субботина]. – Харьков : ООО «Компания Смит», 2012. – 317 с.

Literatura

1. Subbotin S.O. Neiteratyvni, evoljucijni ta mul'tyagentni metody syntezu nechitkologichnyh i nejromerezhnyh modelej: monografija. Zaporizhzhja: ZNTU. 2009. 375 s.
2. Filatov V.A. Gibridnye nejro-fazzi modeli i mul'tiagentnye tehnologii v slozhnyh sistemah : monografija. Dnipropetrovs'k : Systemni tehnologii. 2008. 403 s.
3. Subbotin S.O. Podannja j obrobka znan' u systemah shtuchnogo intelektu ta pidtrymyi pryjnjattja rishen': navch. posibnik. Zaporizhzhja: ZNTU. 2008. 341 s.
4. Zhang C. Association rule mining: models and algorithms. Berlin: Springer-Verlag. 2002. 238 p.
5. Gkoulalas-Divanis A. Association Rule Hiding for Data Mining. New York : Springer-Verlag. 2010. 150 p.
6. Zhao Y. Post-mining of association rules: techniques for effective knowledge extraction. New York : Information Science Reference. 2009. 372 p.
7. Adamo J.-M. Data mining for association rules and sequential patterns: sequential and parallel algorithms. New York: Springer-Verlag. 2001. 259 p.
8. Koh Y.S. Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery. New York : Information Science Reference. 2009. 320 p.
9. Au W.-H. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2003. Vol. 2. № 11. P. 238-248.
10. Ajvazjan S.A. Prikladnaja statistika: Issledovanie zavisimostej. M.: Finansy i statistika. 1985. 487 s.
11. Boguslaev A.V. Progressivnye tehnologii modelirovanija, optimizacii i intellektual'noj avtomatizacii jetapov zhiznennogo cikla aviadvigatelej: monografija. Zaporozh'e: OAO "Motor Sich". 2009. 468 s.
12. Subbotin S.A. Intellektual'nye informacionnye tehnologii proektirovanija avtomatizirovannyh sistem diagnostirovanija i raspoznavanija obrazov: monografija. Har'kov: OOO "Kompanija Smit". 2012. 317 s.

RESUME

T.A. Zayko, A.O. Oliinyk, S.A. Subbotin

Neuro-Fuzzy Models Synthesis Based on Unstructured Data

In the article, the problem of neuro-fuzzy networks synthesis is considered. The new method for the synthesis of neuro-fuzzy network is developed. The proposed method is based on the application of extracted from a given transaction database set of association rules used to determine the structure of the neuro-fuzzy networks, as well as to calculate the values of the parameters of membership functions and weights that allows to construct neuromodels based on unstructured sets data, in which each instance is a transaction that describes some of the specific sequence of interrelated events.

Application of methods for extracting association rules for the synthesis of neuro-fuzzy networks can significantly reduce the amount of data, thus reducing the number of instances (transactions) and the features describing the objects under study and processes, which in turn facilitates further the process of building models (the synthesis time is reduced and the amount used computer hardware resources), and allows the synthesis of simpler models that are suitable for further use in practice.

The proposed method uses a built set of association rules for the allocation of fuzzy terms in the synthesis of neuro-fuzzy network without the need for human involvement in this process, thus enhancing the level of automation of information technology related to the need to build neuro-fuzzy models. Unlike the gradient methods, the proposed method for the synthesis of neuro-fuzzy networks does not require the calculation of the values of partial derivatives of the objective function to determine the values of the weights of neurons and the parameters of membership functions.

The practical value of these results is that on the basis of the proposed method, software is developed software allows carrying out the synthesis of neuro-fuzzy network based on association rules, as well as practical problems of technical and medical diagnostics are solved.

Стаття надійшла до редакції 06.06.2012.